

用信道编码构造压缩感知测量矩阵

董小亮 杨良龙 赵生妹 郑宝玉

(南京邮电大学, 信号处理与传输研究院, 南京 210003)

摘 要: 压缩感知是近年来, 针对稀疏信号和可压缩信号的处理而出现的一种信号处理理论。测量矩阵是压缩感知理论中的一个至关重要的环节, 它对信号采样和重构算法有着重要的影响。虽然一般传统的随机测量矩阵重建信号效果比较好, 但有硬件实现比较困难的问题, 并需要大量的存储空间和其他缺陷。确定性测量矩阵的出现, 正好弥补了这些缺点。在本文中, 基于信道编码中校验矩阵特性的优势, 获得了满足有限紧致特性要求的确定性测量矩阵构造方法。把校验矩阵的列向量标准化、线性组合扩展到方阵、置换列向量后构成的矩阵作为确定性测量矩阵。这种方法可以在构造完成一个信道编码校验矩阵后, 很容易构造对应的测量矩阵。数值结果表明, 在相同重建算法和压缩比下, 这种方法的性能和随机测量矩阵大致相若, 甚至有所改善。同时, 本文提出方法的构造时间较少, 重建时只需要运行一次, 可以满足实时性需求。为压缩感知算法的实际应用提供了一种有效的测量矩阵构造方法。

关键词: 压缩感知; 信道编码; 随机测量矩阵; 确定性测量矩阵

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2013)07-0809-07

Channel coding for compressed sensing measurement matrix

DONG Xiao-liang YANG Liang-long ZHAO Sheng-mei ZHENG Bao-yu

(Institute of Signal Processing & Transmission, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003)

Abstract: Compressed sensing, which is the emergence of a signal processing theory sparse signal and compressible signals in recent years. The measurement matrix is a vital link in the compressed sensing theory, its signal sampling and reconstruction algorithm has an important impact. Although the traditional random measurement matrix for the reconstruction is quite good, but its hardware implementation is difficult and requires a lot of storage space and other defects. While The emergence of the deterministic measurement matrix, makes up for these shortcomings. Using the advantages of the channel coding check matrix, we put forward the way to meet the requirements of the restricted isometry property, through the constructor of the deterministic measurement matrix. We make the standardization of a parity check matrix of the column vector, and extend it to a square linear combination of the permutation matrix column vector, then a deterministic measurement matrix can be created. This method ensure us to produce the measurement matrix easily, after we complete a channel encoded parity check matrix. Numerical results show that, under the same reconstruction algorithm and compression ratio, the performance of this method is close to the random measurement matrix, even improved. The same time, it costs less time with the reconstruction being run once only, which can meet the real-time requirements. The practical application of the compressed sensing algorithm, provides an effective measurement matrix construction method.

Key words: Compressed sensing; Channel coding; Random measurement matrix; Deterministic measurement matrix

收稿日期: 2013-05-03; 修回日期: 2013-07-08

基金项目: 国家自然科学基金(61271238); 中国高等教育博士学科点专项科研基金(20123223110003); 江苏省高校自然科学研究重大项目(11KJA510002); 固体微结构物理国家重点实验室开放课题(M25020, M25022)

1 引言

压缩感知理论(Compressed Sensing, CS)^[1-4]是一个新的信号采样理论,将采样与压缩在同一时间进行。通过少量的随机投影(高维信号到低维空间的降维)所获得观测值,来实现精确重建稀疏或可压缩信号。它有效地减少了信号的采样的所需时间和复杂性,为高速数据存储、传输和处理带来极大方便,可在未来广泛应用,现已在语音识别^[5]、无线传感器网络^[6]、图像信号处理^[7]和信息论与编码^[8]等领域得到应用。

测量矩阵是CS理论中的一个至关重要的环节,它对信号采样和重构算法有着重要的影响。为保证随机投影后信号的大部分能量能够被保持,测量矩阵必须满足有限紧致特性(Restricted Isometry Property, RIP)^[9]。测量矩阵可分为两种:随机测量矩阵和确定性测量矩阵^[11]。确定性测量矩阵是通过已知部分信息而构造成整个测量矩阵,反之即为随机测量矩阵。随机测量矩阵的每个元素都是相互独立分布的,因此可以尽可能的保证测量矩阵列之间的非相关性,这样就能使用较少的采样值来获得精确的重建,如高斯矩阵、稀疏投影矩阵、亚高斯矩阵和贝努利矩阵等^[10]。但是,随机测量矩阵有一些固有的缺点,如占用较大存储空间、花费较大的计算量和时间复杂度,这些都不利于硬件实现。利用确定性测量矩阵来取代随机测量矩阵受到了极大的关注^[11-16]。从构造方法上,目前压缩感知中确定性测量矩阵可分为两类:类似多项式矩阵^[11]的基于有限域的确定性测量矩阵,类似离散Chirp及二阶Reed-Muller编码矩阵^[17],训练优化算法构造的矩阵^[18-20]等的基于特定编码的确定性测量矩阵。

本文在确定性测量矩阵设计要求的基础上,利用信道编码中校验矩阵的列向量具有线性独立、可稀疏设计、有常用构造方法等特点,提出了一种压缩感知确定性测量矩阵的构造方法。通过数值仿真,比较了本文所提出的确定性测量矩阵与经典随机高斯测量矩阵和其他确定性测量矩阵在压缩感知重建中的性能差异,验证了本确定性测量矩阵构

造方法的有效性。

2 基于信道编码的确定性测量矩阵构造方法

首先,我们给出压缩感知中测量矩阵构造的基本要求。在压缩感知重建算法中,若初始信号 $x \in R^N$,且存在稀疏正交基 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_N)_{N \times N}$,则信号 x 可以表示为:

$$x = Y\theta \quad (1)$$

其中 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N)^T$ 。同时得到 $\theta = Y^T x$,若令 Φ 为测量矩阵, $\Phi = (\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N)$,且 $\Phi_k = (\varphi_{1k}, \varphi_{2k}, \dots, \varphi_{Nk})^T, k = 1, 2, \dots, N$,测量值为 $y = \Phi x = \Phi Y\theta = A^{CS}\theta$,则有:

$$A^{CS} = \Phi Y \quad (2)$$

其中,稀疏正交基和测量矩阵间非相关性定义为:

$$\mu(\Phi, Y) = \sqrt{N} \max_{1 \leq k, j \leq N} |\langle \Phi_k, Y_j \rangle| \quad (3)$$

其中, $\langle \cdot \rangle$ 表示内积,且 $1 \leq \mu(\Phi, Y) \leq \sqrt{N}$ 。若 $\mu(\Phi, Y)$ 越小,则压缩感知中所需要的测量数越少,即 Φ 和 Y 越不相关。

研究结果表明:对确定的正交基 Y ,可以依赖于测量矩阵与稀疏基之间的非相关性来设计确定性测量矩阵 Φ 。如果我们能保证稀疏基与测量矩阵之间是非相关的,那么欠定系统方程的系数矩阵将以很大概率满足RIP性质^[9]。因此,压缩感知测量矩阵需要满足以下三个条件^[21]:

- 1) 测量矩阵列向量之间满足一定的线性独立性;
 - 2) 测量矩阵的列向量能够体现某种类似噪声的随机独立性;
 - 3) 满足稀疏度的解是满足 l_0 范数最小的量;
- 对确定的正交基 Y ,选择使 $\mu(\Phi, Y)$ 满足

$$\min \{ \sqrt{N} \max_{1 \leq k, j \leq N} |\langle \Phi_k, Y_j \rangle| \} \quad (4)$$

值最小的矩阵 Φ ,即为最佳测量矩阵,且 Φ 满足正交性 $\Phi^T \Phi = I$ 。

若令 $\max_{1 \leq k, j \leq N} |\langle \Phi_k, Y_j \rangle| = s$,使得 $\mu(\Phi, Y)$ 最小可转化为:

$$\min s \quad s. t. \quad \sqrt{N} |\langle \Phi_k, Y_j \rangle| \leq s, \quad 1 \leq k, j \leq N, \Phi^T \Phi = I, s \geq 1 \quad (5)$$

假定存在某一 $\Phi_k^* = (\varphi_{1,k}^* \varphi_{2,k}^* \dots \varphi_{N,k}^*)^T$ $k=1, 2, \dots, N$ 是式(4)的解, 那么 $s^* = \sqrt{N} \max_{1 \leq j \leq N} |\langle \Phi_k, Y_j \rangle|$, 且 $s^* \geq \sqrt{N} |\langle \Phi_k, Y_j \rangle|$, 即 s^* 也是式(5)的解。

由于信道编码校验矩阵列向量之间满足线性无关性, 且通常可稀疏设计。因此, 我们将把信道编码中的校验矩阵用于压缩感知测量矩阵中, 来设计性能更加优越的确定性测量矩阵。利用校验空间 V 中任意列向量都可用校验空间中的一组正交基线性表示, 获得压缩感知中性能优越的确定性测量矩阵的构造方法。具体方法如下:

(1) 利用信道编码中校验矩阵产生方法, 如低密度奇偶校验码的代数产生方法, 获得一个大小 $M \times N$ 的二进制稀疏校验矩阵。

(2) 将校验矩阵列向量进行归一化处理, 得到标准正交基。由于 $M \times N$ 校验矩阵的秩为 M , 则标准正交基至少有 M 个线性无关向量 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M$ 。

(3) 将 M 个线性无关向量来填充压缩感知测量矩阵中 Φ 中前 M 个列向量, 即:

$$[\phi_1 \phi_2 \dots \phi_M] = [\alpha_1 \alpha_2 \dots \alpha_M] \quad (6)$$

测量矩阵中剩余列向量 $\phi_{M+1}, \phi_{M+2}, \dots, \phi_N$ 可通过前 M 列的线性组合表示, 即

$$\phi_{M+1} = k_{M+1,1} \phi_1 + k_{M+1,2} \phi_2 + \dots + k_{M+1,M} \phi_M$$

$$\phi_{M+2} = k_{M+2,1} \phi_1 + k_{M+2,2} \phi_2 + \dots + k_{M+2,M} \phi_M$$

.....

$$\phi_N = k_{N,1} \phi_1 + k_{N,2} \phi_2 + \dots + k_{N,M} \phi_M \quad (7)$$

由于测量矩阵 Φ 的前 M 个列向量是直接引用标准正交基, 所以测量矩阵的前 M 列向量之间一定会线性无关。剩余列向量 $\phi_{M+1}, \phi_{M+2}, \dots, \phi_N$ 的选择存在以下准则:

① $\phi_{M+1}, \phi_{M+2}, \dots, \phi_N$ 与 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M$ 之间的关系

为了使 $\phi_{M+1}, \phi_{M+2}, \dots, \phi_N$ 与 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M$ 之间的线性相关性最小, 最理想情况是使 $\phi_{M+1}, \phi_{M+2}, \dots, \phi_N$ 中任意一个向量与 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M$ 中任意 $M-1$ 个向量线性无关, 即正交基系数 $k_{j,1}, k_{j,2}, \dots, k_{j,M}$ ($j=M+1, \dots, N$) 全部为非零实数。

② $\phi_{M+1}, \phi_{M+2}, \dots, \phi_N$ 内部之间的关系

由①可知, 即使 $k_{j,1}, k_{j,2}, \dots, k_{j,M}$ ($j=M+1, \dots, N$) 全部为非零实数也只能保证 $\phi_{M+1}, \phi_{M+2}, \dots, \phi_N$ 与 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M$ 中任意 $M-1$ 个向量线性无关, 但无法保证 $\phi_{M+1}, \phi_{M+2}, \dots, \phi_N$ 间的非线性。现通过选择系数 $k_{j,1}, k_{j,2}, \dots, k_{j,M}$ ($j=M+1, \dots, N$) 的非零个数和系数的伪随机性控制列向量 $\phi_{M+1}, \phi_{M+2}, \dots, \phi_N$, 最终使测量矩阵 Φ 的列向量之间满足 Donoho 提出的近似非相干性的要求。

(4) 为了使测量矩阵 Φ 与信号稀疏正交基之间的相关性降低, 将测量矩阵列向量进行置换运算。

3 数值仿真

本节以一维信号和二维信号的压缩感知重建过程, 来验证本文所提出的确定性测量矩阵的性能。由于无论是在信噪比还是相对误差方面, 高斯随机测量矩阵的重构效果要明显好于其他的测量矩阵^[22], 因此, 在数值仿真中我们将设计的确定性测量矩阵的重建结果与同等条件下高斯测量矩阵的重构效果进行比较。

以 Lena 图为数值仿真对象, 仿真平台采用 Matlab2010a, Lena 图大小为 256×256 , 重建算法为正交匹配追踪(OMP)算法, 迭代次数为 50。分别选用 LDPC 码、BCH 码和汉明码的校验矩阵作为信道编码校验矩阵, 压缩比为 $M/N=0.5$ 。图 1 是不同测量矩阵下, 相同实验对象不同重建算法的仿真结果。

七类矩阵的重建结果与原始 Lena 图(1)的相对误差分别为 0.0114、0.0182、0.0224、0.0207、0.0050、0.0052、0.0051。这里验证随机测量矩阵(2)、(3)、(4)、(5)的性能是运行 100 次再求平均值, 而对确定性测量矩阵(6)、(7)、(8)只需要运行 1 次即可。从中可以看出, 选择高斯随机、托普利兹、哈达玛、贝努利作为测量矩阵时, 重建的 Lena 图在视觉上几乎没有太大的差异, 相对误差也在同一个数量级上, 都非常小。并且可以看出, 以 LDPC 码校验矩阵、Hamming 码校验矩阵和 BCH 码校验矩阵来构造的测量矩阵的重建效果要比它们稍微好些, 另外, 相对误差的数量级也不一样。因此, 所构造的测量矩阵具有仿真时间少和视觉感官良好方面的优势。

表 1 进一步从峰值信噪比、相对误差、信噪比和匹配度方面对以上几种测量矩阵的重建性能进行对比。

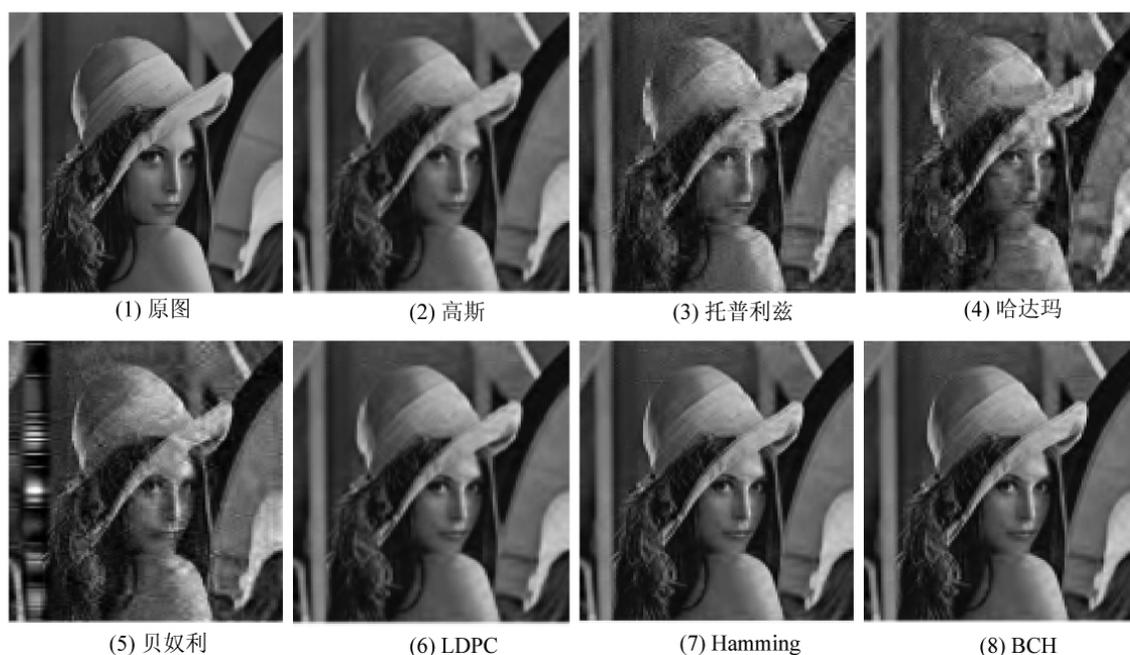


图1 (1)为原始Lena图;(2)、(3)、(4)、(5)、(6)、(7)、(8)分别为高斯随机、托普利兹、哈达玛、贝努利、LDPC码校验矩阵、Hamming码校验矩阵和BCH码校验矩阵的重构结果

Fig. 1 The reconstruction effect for (1) The original Lena; (2) (3) (4) (5) (6) (7) (8), respectively, for Gaussian random, Toeplitz, Hadamard, Bernoulli, and the code parity check matrix of LDPC, Hamming and BCH code

表1 压缩比 $M/N=0.5$, 各类测量矩阵对二维信号的重建性能对比

Tab. 1 The performance of various types of measurement matrix for two-dimensional signal with compression ratio $M/N=0.5$

矩阵名称/性能	峰值信噪比/dB	相对误差	信噪比/dB	匹配度%
随机高斯	26.6632	0.0114	30.8757	0.9860
托普利兹	24.6491	0.0182	27.8871	0.9805
哈达玛	23.7315	0.0224	24.2751	0.9706
贝努利	24.0751	0.0207	27.8935	0.9800
LDPC码校验矩阵	30.2818	0.0050	33.9835	0.9900
Hamming码校验矩阵	30.0733	0.0052	33.0088	0.9892
BCH码校验矩阵	30.2011	0.0051	34.1388	0.9906

结果表明,在相同重建算法和压缩比的情况下,随机高斯测量矩阵的重建效果明显要好于其他确定性测量矩阵,而我们所提出的确定性测量矩阵能获得与随机测量矩阵获得的结果基本接近甚至有所改善。同时,由于高斯随机测量矩阵及其他的随机测量矩阵所固有的随机不确定性,导致在硬件实现上存在困难,且其占用的物理存储空间也较大,在实验仿真时要连续运行100次

取平均。但基于信道编码的确定性测量矩阵构造时间较少,重建时运行1次即可,可以满足实时性需要。

图2-图5分别给出了其与随机高斯测量矩阵在峰值信噪比、信噪比、匹配度及相对误差之间的比较结果。研究结果表明,基于信道编码的测量矩阵相对于随机高斯测量矩阵在峰值信噪比、信噪比、匹配度及相对误差上都有不同程度

的改进。当 $M/N \leq 0.1$ 时,在同样的低压缩比的情况下重建效果都比较差,但是随着压缩比的不断增加,由基于信道编码的测量矩阵对信号重建的峰值信噪比和信噪比相对于其他随机测量矩阵都有明显提高。

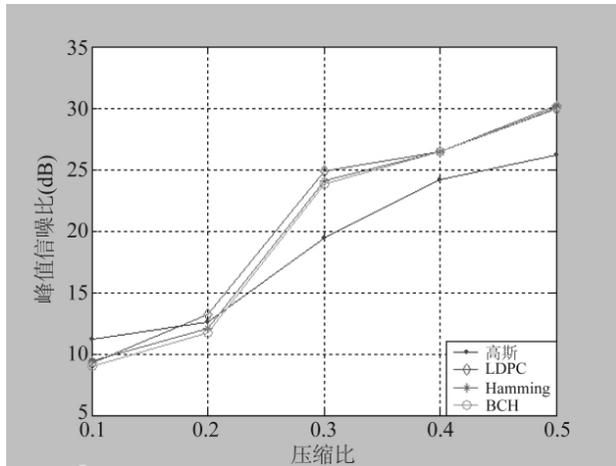


图 2 三种测量矩阵的信号重建峰值信噪比 PSNR 的分析曲线

Fig.2 The analysis curve for the PSNR of the reconstruction using three measurement matrix

从图 2 可以看出,在压缩比 $M/N \leq 0.25$ 的情况下,高斯随机测量矩阵与由 LDPC 码、汉明码、BCH 码构造的确定性测量矩阵之间的信号峰值信噪比几乎一样,但是当压缩比 $M/N \geq 0.3$ 时,三类确定性测量矩阵明显要比高斯随机测量矩阵的性能要好。

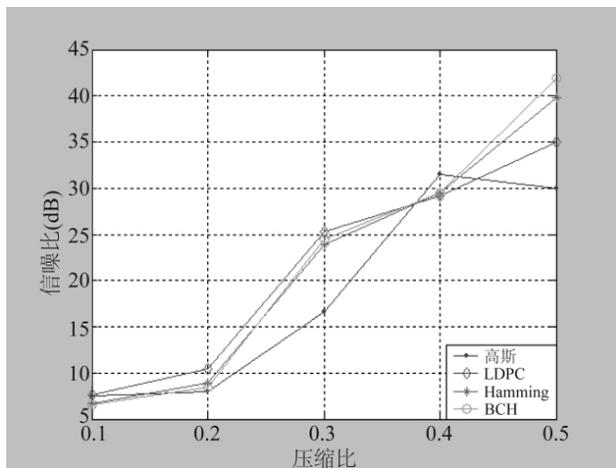


图 3 三种测量矩阵的信号重建信噪比 SNR 的分析曲线

Fig.3 The analysis curve for the SNR of the reconstruction using three measurement matrix

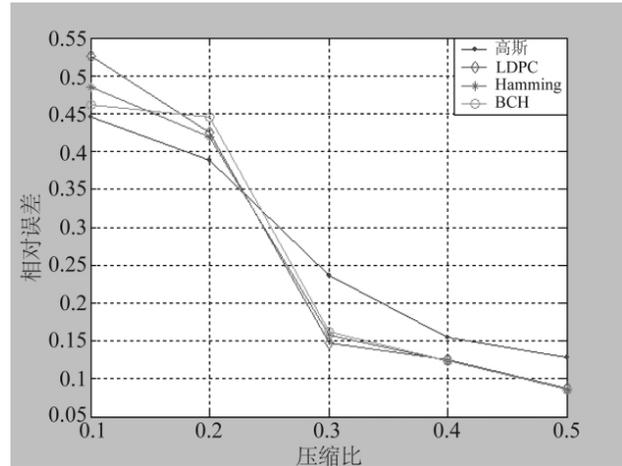


图 4 三种测量矩阵的信号重建相对误差 Relative_error 的分析曲线

Fig.4 The analysis curve for the Relative_error of the reconstruction using three measurement matrix

从图 3、4 可以看出,在压缩比 $M/N \leq 0.25$ 的情况下,高斯随机测量矩阵与由 LDPC 码、汉明码、BCH 码构造的确定性测量矩阵之间的信号信噪比和相对误差几乎一样,但是当压缩比 $M/N \geq 0.3$ 时,三类确定性测量矩阵的信号信噪比和相对误差明显要比高斯随机测量矩阵的信噪比和相对误差要好。并且由下面的图 5 可以看出,随着压缩比的增大,由前述方法构造的确定性测量矩阵和高斯随机测量矩阵之间的性能差异也很明显,信号之间的匹配度也要比随机高斯测量矩阵高。

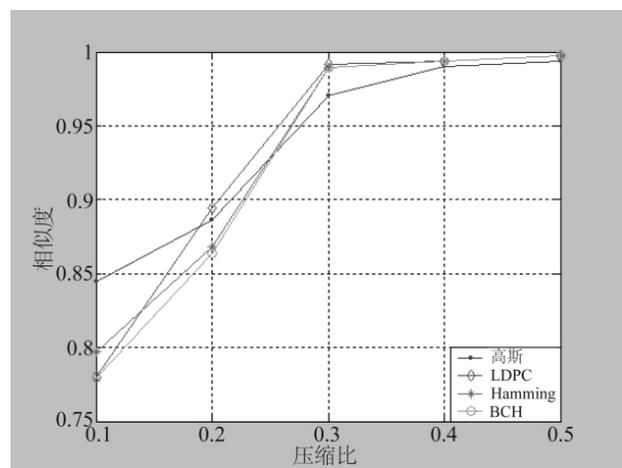


图 5 三种测量矩阵的信号重建匹配度 Match-rate 的分析曲线

Fig.5 The analysis curve for the MR of the reconstruction using three measurement matrix

4 结束语

论文根据确定性测量矩阵构造的基本条件,以信道编码中的校验矩阵为基础,提出了一种性能优越的确定性测量矩阵的构造方法。通过数值仿真,验证了所提出方法的有效性。研究结果表明,在相同重构算法和压缩比下,本文所提出的确定性测量矩阵能获得与随机测量矩阵基本接近的结果,甚至有所改善,明显要好于其他随机测量矩阵。同时,由于高斯随机测量矩阵固有的随机不确定性,导致它在硬件实现上困难,且其占用的物理存储空间也较大,在试验仿真时要连续运行100次取平均。基于信道编码的确定性测量矩阵构造时间较少,重建时运行1次即可,可以满足实时性需要。由于基于信道编码校验矩阵的确定性测量矩阵具有构造速度快、需要的物理内存少、硬件易实现等,为压缩感知算法的实际应用提供了一种有效的确定性测量矩阵构造方法。

参考文献

- [1] Candès E. Compressive sampling in Proceedings of international congress of mathematicians [A]. Zürich, Switzerland: European Mathematical Society Publishing House, 2006, 1433-1452.
- [2] Baraniuk R. Compressive sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-121.
- [3] Zhao Ruizhen, Liu Xiaoyu, Li Chingchung. Wavelet denoising via sparse representation [J]. Science in China Series, Feb, 2009, 52(8): 1371-1377.
- [4] Candès E, Romberg J and Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(8): 1207-1223.
- [5] 叶蕾, 郭海燕, 杨震. 基于压缩感知重构信号的说话人识别系统抗噪方法研究 [J]. 信号处理, 2010, 26(3): 321-326.
Ye Lei, Guo Hai-Yan, Yang Zhen. Research on Antinoise Method of Speaker Recognition System Based on Compressed Sensing Reconstruction Signal [J]. Journal of Signal Processing, 2010, 26(3): 321-326. (in Chinese)
- [6] Bajwa W, Haupt J, Sayeed A, et al. Compressive wireless sensing [A]. Proceedings of the 5th International Conference on Information Processing in Sensor Networks. New York: Association for Computing Machinery, 2006, 134-142.
- [7] Lustig M, Donoho D, and Pauly J. Sparse MRI: the application of compressed sensing for rapid MR imaging [J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2007, 58: 1182-1195.
- [8] Goyal V, Fletcher A, and Rangan S. Compressive sampling and lossy compression [J]. IEEE Signal Process Magazine, 2008, 25(2): 48-56.
- [9] Baraniuk R, Davenport M, DeVore R, et al. A Simple Proof of the Restricted Isometry Property for Random Matrices [J]. Constructive Approximation, 2008, 28(3): 253-263.
- [10] 张贤达. 矩阵分析与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
Zhang Xian-Da. Matrix Analysis and Applications [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. (in Chinese)
- [11] DeVore R. Deterministic constructions of compressed sensing matrices [J]. Journal of Complexity, 2007, 23(4-6): 918-925.
- [12] 陈景良, 陈向晖. 特殊矩阵 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2001.
Chen Jing-Liang, Chen Xiang-Hui. Special matrix [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001. (in Chinese)
- [13] Holger R. Circulant and Toeplitz matrices in compressed sensing [J]. SPARS09, 2009, 2(13): 1124-1132.
- [14] Florian S, Leslie Ying, Yi-Ming Zhou. Toeplitz block matrices in compressed sensing [J]. Information Technology and Applications in Biomedicine, 2008: 47-50.
- [15] Tropp J. Greed is good: Algorithmic results for sparse approximation [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2004, 50(10): 2231-2242.
- [16] Rauhut H, Schnass K, Vandergheynst P. Compressed sensing and redundant dictionaries [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 54(5): 2210-2219.
- [17] Ni K, Datta S, et al. Efficient deterministic compressed sensing for images with chirps and reed-muller codes [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2011, 4(3): 931-953.
- [18] Elad M. Optimized projections for compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(12): 5695-5702.
- [19] Duarte-Carvajalino J, Sapiro G. Learning to sense sparse signals: Simultaneous sensing matrix and sparsifying dictionary optimization [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(7): 1395-1408.
- [20] Abolghasemi V, Ferdowsi S, Sanei S. A gradient-based

alternating minimization approach for optimization of the measurement matrix in compressive sensing [J]. *Signal Processing*, 2012, 92(3): 999-1009.

- [21] Donoho D. Compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306
- [22] 方红, 章权兵, 韦穗. 基于亚高斯随机投影的图像重建方法[J]. *计算机研究与发展* 2008, 45(8): 1402-1407.
Fang Hong, Zhang Quan-Bing, Wei Sui. A Method of Image Reconstruction Based on Sub-Gaussian Random Projection [J]. *Computer Research and Development*, 2008, 45(8): 1402-1407. (in Chinese)

作者简介



董小亮 男(汉族), 1982 年生, 吉林辽源人。南京邮电大学博士研究生, 目前主要研究方向为量子信息技术。
E-mail: dx1999@163.com



杨良龙 男(汉族), 1987 年生, 安徽安庆人。南京邮电大学硕士研究生, 目前主要研究方向为压缩感知及其在关联鬼成像中的应用。
E-mail: 1010010546@njupt.edu.cn



赵生妹 女(汉族), 1968 年生, 江苏丹徒人。南京邮电大学信号处理与传输研究院教授, 博士生导师。目前主要研究方向为量子信息技术、无线通信与信号处理技术。E-mail: zhaosm@njupt.edu.cn



郑宝玉 男(汉族), 1945 年生, 福建闽侯人。南京邮电大学信号处理与传输研究院教授, 博士生导师, 上海交通大学兼职教授、博士生导师, 目前主要研究方向为无线通信与信号处理、智能信号处理、量子信息处理等。E-mail: zby@njupt.edu.cn